文章编号:1003 - 2053(2026)05 - 0897 - 13

生成式人工智能对科研劳动时间的影响效应研究
——基于 Nature 全球博士后调查

何元皓[1,2],徐浩天[1],万义辉[3]
(1. 北京大学教育学院,北京 100871; 2. 北京大学未来教育管理研究中心,北京 100871;
3. 厦门大学教育研究院,福建厦门 361005)

摘 要:生成式人工智能(GAI)技术的迅猛发展,开启了从体力自动化向脑力自动化转型的劳动变革时代,科研生产模式与劳动时间结构正经历前所未有的冲击。研究聚焦博士后“一线”科研人员,探讨 GAI 对科研劳动时间的影响效应及其作用机制。研究基于系统性理论梳理与历史回顾,构建 GAI 形塑科研劳动时间的综合分析框架,利用 Nature 全球博士后调查数据,结合工具变量、因果森林与 Deep IV 等实证方法开展分析。结论显示,GAI 深度应用显著延长了博士后的非契约劳动时间、超时劳动时间,并导致其时间满意度、时间平衡感同步下降。机制分析表明,GAI 尚未引致生产率效应或新任务创造,反而通过“去技能化”进程加剧科研劳动时间负担。劳动过程控制、劳动议价能力对 GAI 的影响效应存在调节作用。未来应强化 GAI 应用监管,提升科研人员劳动自主性与岗位稳定性,推动 GAI 赋能科研创新。

关键词:生成式人工智能;科研劳动时间;博士后;技术变革;深度学习
中图分类号:G301 **文献标识码**:A

1930 年,经济学家约翰·凯恩斯(J. M. Keynes)在著作《我们后代的经济前景》中预言,科技进步将在一百年后使人类劳动退出历史舞台,“人类将首次面临真正而永久的问题——如何明智而愉快地利用科技带来的闲暇时光”[1]。时至今日,凯恩斯在预言中描绘的闲暇社会图景仍未显现。科技进步非但未能导致劳动的终结,反而加速时间危机在现代社会中扩散。

生成式人工智能(Generative Artificial Intelligence, GAI)作为当代科技发展的结晶,其迅速迭代与应用普及,驱动技术变革由渐进式演化向突变式涌现转型。GAI 基于大型语言模型的突破性进展,凭借机器学习、环境感知和语境化内容生成等核心功能,开启了由体力自动化向脑力自动化转型的劳动变革时代。技术—劳动对照谱系由常规型、操作化任务,向蕴藏大量“隐性知识”的非常规、认知型任务拓展,不但重塑了人类社会的知识生产模式,更在微观层面深刻影响科研工作者的劳动时间图景。然而,纵览人类历史中的重大技术变革,技术减轻劳动负担的社会愿景非但未能实现,伴随技术可替代范围延展,反将导致特定技能劳动者陷入时间匮乏处境。对此,置身新一轮 GAI 技术迅猛发展的当下,重新审视技术变革对科研劳动时间的潜在影响及其深层机理,构成亟待学界回应的议题。

博士后作为现代科研生产体系中的重要劳动参与者,首当其冲地受到 GAI 技术变革的冲击。由于博士后在科研劳动中承担大量实验操作、数据分析、论文撰写等一线任务,其科研劳动过程的 AI 暴露度较高。与此同时,博士后岗位的雇佣性、依附性特征突出,更易在技术变革形塑科研生产模式的过程中受组织环境规制。鉴于此,本文以博士后作为研究对象,在系统梳理技术变革形塑劳动时间的理论阐释与历史经验的基础上,建构 GAI 影响科研劳动时间的综合性分析框架。利用全球博士后调查数据深入分析 GAI 应用对博士后科研劳动时间的影响效应与作用机制。本文结论不仅为理解技术变革形塑

收稿日期:2025 - 04 - 17;**修回日期**:2025 - 07 - 28
基金项目:国家自然科学基金面上项目(72374015);北大研究一般项目(2023YB08)
作者简介:何元皓(1999 -),男,博士研究生。徐浩天(2000 -),男,博士研究生,通讯作者,E - mail:xhtxys@ pku. edu. cn。万义辉(2002 -),男,硕士研究生。

劳动时间的深层机理,把握 GAI 对科研生产的潜在冲击提供理论和经验洞察,更从实践层面为优化博士后制度、完善科研管理体制提供科学启示。

1 技术变革形塑劳动时间的理论阐释与历史经验

1.1 技术替代与技术互补的理论阐释

20 世纪以降,新一轮技术变革加速劳动力市场就业极化(employment polarization)趋势[2]。为阐释上述现象,任务模型(Task Model)等理论根据劳动任务的程式化、认知化水平差异,将其归纳为常规型—非常规型的连续谱系,提出技术对劳动的影响取决于二者间对应关系,并由此衍生“技术替代”与“技术互补”双重阐释路径[3]。

(1)技术替代效应

经济发展倾向于降低劳动成本、提高边际收益,当技术以更低边际成本执行相同任务时,将对劳动投入形成替代。技术的符号运算能力(symbolic processing)削弱了专业技能的经济价值,加剧其对应技能劳动者的技术性失业风险[4]。尽管技术替代导致必要劳动投入减少,但其如何传导至微观劳动时间层面却尚无定论。梳理而言,技术替代对劳动时间的影响存在两大相互抵牾的解读:

其一,技术替代直接减少劳动时间。伴随技术可替代任务范围拓展,技术驱动的自动化将缩短劳动时间。跨国研究揭示,技术替代是劳动时间下降的主要动因,工业机器人的引入通过提高劳动生产率降低常规型劳动时间[5]。国内研究则发现,技术变革通过优化工作流程、简化必要工序降低劳动时长,以达到成本控制的目的[6]。

其二,技术替代增加隐性劳动时间。技术变革通过去技能化、加剧职业风险变相延长劳动时间。去技能化(deskilling)是指技术削弱生产对劳动技能的依赖、促使劳动分工细化,劳动者丧失对劳动过程的自主控制,在生产流水线中沦为负责细碎、机械和重复任务的“局部工人”[7]。为确保自动化生产流程持续运转,流程规划、弹性排班、计件工资等管理举措要求劳动者配合机器运转,导致劳动时间变相延长与劳动自主感消解[8]。技术变革导致的劳动技能价值下降,通过加剧职业不安全感与离职倾向,使劳动者延长工时以维系收入水平和竞争力的同时,还将强化劳动过程控制、削弱劳动议价能力,加剧超时劳动风险[9]。

(2)技术互补效应

技术互补是指自动化技术对依赖“隐性知识”的非常规、认知型劳动,不仅不存在替代效应,反将引致技能偏向型技术变革(skill – biased technical change),与高技能劳动形成人机互补[10]。技术互补通过生产率效应、任务创造两大路径延长劳动时间:

其一,生产率效应。生产率效应(productivity effect)是指,技术变革引发资本深化和自动化深化,促使劳动者追求经济回报并增加劳动投入[11]。资本深化是指技术变革提高资本回报率、加速资本积累,导致生产规模和劳动需求扩张;自动化深化是在已实现自动化的生产领域,技术影响体现为改进效率而非扩大替代范围。生产规模扩大和生产效率提升经由“工资效应”(wage effect)传导,以边际薪资增长吸引劳动者延长工时以获取经济回报。

其二,任务创造效应。伴随技术可替代范围拓展,技术互补无法完全抵消技术替代的负面影响,故而维系劳动力市场均衡的关键,在于技术对新任务的创造。任务创造也被称为增强型创新(augmentation innovation)[12],即技术变革导致生产规模扩大的同时,任务复杂度与创新需求也随之提升,劳动者需投入更多时间适应设备维护、生产监督和数据处理等新任务。

1.2 技术变革形塑劳动时间的历史经验

科技进步的初衷在于实现劳动解放,但回顾工业革命、信息革命等通用型技术变革历史,非但未能减轻劳动负担,反而引发“勤劳革命”与“时间贫困”等社会症候。

其一,工业革命引发“勤劳革命”。勤劳革命(industrious revolution)是工业革命时期自动化技术普及导致劳动时间延长、闲暇时间压缩的社会现象。数据显示,英国 1760 – 1800 年间工人平均劳动时间增长约 19.8%,至 1830 年则增长约 21.2%[13]。该现象的成因在于,一方面,技术替代导致工资增长停滞,工人为维持经济收入选择牺牲闲暇、延长劳动;另一方面,工业生产中劳动监督、工时制度等管理技术,也导致工人被迫适应机械规律下的时间规训[14]。值得注意的是,工业革命时期线性钟表计时技术取代以季节更替、集体仪式为标志的自然时间,成为规制劳动节律的工具,重视时间货币效用的功利主义时间观凸显,“勤劳”更成为劳动生活的道德

准绳[15]。

然而,在自动化技术引发工人阶层“勤劳革命”的同时,学术象牙塔中却呈现一幅安享闲适生活的时间图景。学者被视作闲暇充裕且具备时间自主权的特殊职业,不仅科研工作与短途旅行、异国考察等活动相互交织,闲暇更被赋予了执行文明使命的道德意蕴,成为当时知识分子的集体风尚[16]。

其二,信息革命加剧“时间贫困”。20 世纪中叶以来,数字化技术提升劳动效率的同时,也导致中等技能劳动者陷入“时间贫困”。时间贫困(time poverty)不仅是个体可自由支配的闲暇时间不足,更意味着劳动者因兼顾多重身份,时间主体性受技术加速侵蚀而产生的忙碌、焦虑与失控感[17]。社会学家哈特穆特·罗萨(H. Rosa)指出,技术、社会变迁、生活节奏三重加速构成现代社会的时间异化闭环[18]。技术、社会变迁加速通过削弱劳动价值、强化劳动控制,引发生活节奏加速与时间焦虑、时间失衡体验。数字化破除了钟表时间支配下线性、规则、均匀的劳动时间结构,全程监控、弹性工作等管理策略催生“无间隙”劳动图景。技术消解现实物理空间、虚拟网络空间边界的同时,也导致劳动时间从工作渗透至生活场域,个体被迫让渡闲暇时间以便能随时随地投身劳动。

对掌握专业技能的科研劳动者而言,数字化技术重塑知识生产、学术评价模式,导致其工作时间延长、科研节奏加速[19]。数字化技术的局部替代效应,在提升科研效率的同时也加剧学术发表竞争,迫使科研人员不断更新知识体系、适应技术迭代与知识生产模式变革。此外,数字化技术重塑现代学术评价体系,量化、动态绩效评价机制加速科研人员对职业晋升、学术声誉的竞逐,加剧其科研时间焦虑。

2　GAI 的潜在冲击与博士后科研劳动时间特征

传统观点认为,科研劳动作为高技能、认知型劳动的典型,蕴含大量无法为技术识别、编码和替代的隐性知识。然而,GAI 技术的问世推动技术可替代范围与隐性知识愈发重合,开启由体力自动化向脑力自动化转型的劳动变革时代。

2.1　GAI 对科研劳动时间的潜在影响

GAI 主要通过机器学习、环境感知与数据模拟,将编码知识与隐性知识结合,对数据分析、文本写作等任务形成替代。学者基于美国职业自动化风险评级,发现约 47% 的职业面临替代风险,替代效应随技术迭代向高技能岗位延伸[20]。研究通过构建 AI 职业暴露度指数(AI Occupational Exposure),发现信息技术、医疗等知识密集型岗位替代风险更高[21]。此外,行业 AI 暴露度不仅对非 AI 岗位存在局部替代效应,也通过任务创造增加 AI 类岗位需求[22]。聚焦 GAI 对高技能认知型劳动时间的影响,学界已形成局部替代、任务创造两大阐释向度:

其一,GAI 对机械性、重复性任务存在局部替代。研究基于随机干预实验发现,ChatGPT 导致数据分析师专业文本写作时间降低约 37%[23]。科研劳动领域,高校教师使用 GAI 能有效改进科研流程、提升科研产出,通过局部替代资料检索、文献综述、数据分析、论文框架生成等程式化任务,GAI 能显著缩短研究周期并减轻科研负担[24]。此外,部分研究提供了相异证据,尽管 GAI 能赋能科研生产,但当任务复杂度超过 GAI 可替代边界时反将导致工作效率下降约 18%[25]。

其二,GAI 通过新任务创造加剧劳动时间负担。学者基于美国时间使用调查发现,GAI 互补度的单位增加导致劳动时间延长约 2.2 小时,对互补度较高的科研人员的效应量则高达 3.15 小时[26]。此外,由于高校教师需在生成内容检查、学生 GAI 应用监管等新任务中投入大量时间,技术红利反而为隐性劳动所遮掩。研究发现,科研人员使用 GAI 协助研究时,需将大量时间用于人机交互对话、生成内容检验、伦理审查等新任务,导致认知负荷加剧与劳动时间延长[27]。

2.2　博士后科研人员及其劳动时间特征

博士后制度的出现是现代科研劳动力市场企业化转型的缩影。20 世纪下半叶,随着研究生入学规模与政府研发投入力度加大,现代科研机构与政府、企业间经济联系愈发紧密。在此背景下,大学积极推动科研模式企业化(academic research enterprise)转型,主动寻求科研劳动支持、提升知识生产效率[28]。科研劳动力市场的企业化转型,在加剧科研人员雇佣临时化倾向的同时,也使博士后制度成为低成本提升科研劳动力的关键渠道。研究生教育功能从培养学者转向为科研项目提供劳动支持,加剧教育规模扩张与终身岗位供给间张力,导致研究生毕业后无法获得长期稳定学术职位,被迫进入博士后轨道[29]。

博士后岗位的雇佣性、依附性突出,其科研劳动被形象概括为“煤炭层研究”(coal – face research)[30]。换言之,尽管博士后具备独立科研资质,但受制于科研劳动力市场的等级化、分层化现状,其通常仅能在合作导师的科研项目内,运用技术设备开展实验操作、数据分析、论文撰写等“一线”任务。由于博士后处于从博士生向独立学者转型的夹缝期,其科研劳动时间存在依附性和碎片化特征[31]。一方面,学术机构利用绩效考核机制强化博士后科研进展、研究成果监管,将博士后科研绩效指标纳入严格计算的时间管理框架之中。另一方面,绝大多数博士后还需同时参与课程教学、学生指导,并将大量时间用于会议组织、实验室管理等碎片化事务。

鉴于上述,聚焦博士后群体开展深入分析,能够详尽刻画技术变革对一线科研人员劳动时间的潜在冲击。尽管学界就 GAI 对科研劳动的影响形成了一定研究积累,但针对博士后群体的探讨尚处起步。《自然(Nature)》杂志公布的全球博士后调查结果显示,约 31% 的博士后有 GAI 使用经历,其中约 63% 和 56% 的博士后使用 GAI 完成论文润色、代码编辑等任务,约 29% 和 12% 的博士后则将其用于文献检索与综述、演示材料准备等[32]。

3 研究设计

3.1 理论框架与研究假设

立足技术变革形塑劳动时间的理论与历史回顾,图 1 报告了本文理论分析框架。本文使用“技术替代效应”与“技术互补效应”双重路径,归纳 GAI 对科研劳动时间的影响机制。

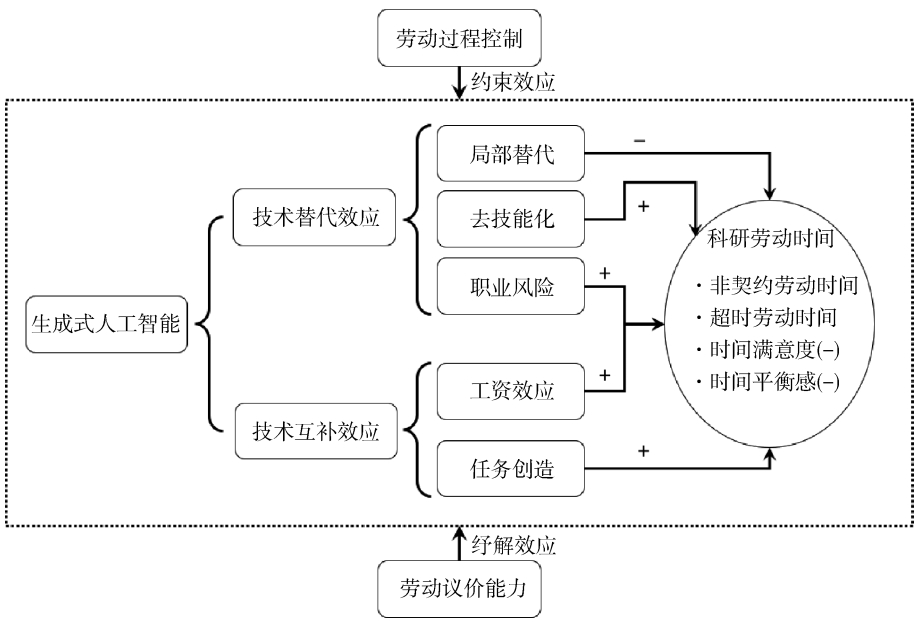


图 1 GAI 形塑科研劳动时间的理论分析框架

Figure 1 Theoretical framework of GAI shaping research labor time

“技术替代效应”指 GAI 与科研劳动间存在要素替代关系,减少科研生产中的劳动时间需求。技术替代的影响路径存在分化:一是 GAI 通过“局部替代”减轻基础性、重复性劳动时间;二是 GAI 加剧“去技能化”和“职业风险”促使劳动时间延长。去技能化是指 GAI 重塑科研生产模式,导致科研劳动碎片化、局部化,劳动自主权与科研协作机会丧失;职业风险是指 GAI 加剧职业不安全感,被迫延长劳动时间以维系竞争力。鉴于此,提出如下假设:

H1:GAI 技术通过“局部替代”减少博士后科研劳动时间。

H2a:GAI 技术引发“去技能化”延长博士后科研劳动时间。

H2b:GAI 技术加剧“职业风险”延长博士后科研劳动时间。

“技术互补效应”指 GAI 与科研劳动间存在要素互补关系,GAI 导致科研生产边际收益提升与新任务创造。技术互补通过“工资效应”与“任务创

造”驱动劳动时间延长。工资效应是指 GAI 导致整体科研边际收益增长,博士后延长劳动时间以追求更高回报;任务创造是指 GAI 导致新任务产生,要求延长劳动时间以学习技能和适应任务。鉴于此,提出如下假设:

H3a:GAI 技术通过“工资效应”延长博士后科研劳动时间。

H3b:GAI 技术通过“任务创造”延长博士后科研劳动时间。

结合博士后科研劳动的情景特殊性,将“劳动过程控制”与“劳动议价能力”作为制度约束变量纳入分析。劳动过程控制是指学术机构或合作导师对博士后劳动时间存在严格管控。假设劳动过程控制存在“约束效应”,减弱 GAI 对劳动时间的局部替代或加剧时间负担。劳动议价能力是指在缺乏竞争的劳动力市场中,劳动者具有与委托人讨价还价以争取福利的能力。假设劳动议价能力存在“纾解效应”,强化 GAI 对劳动时间的局部替代或减轻时间负担。鉴于此,提出如下假设:

H4:劳动过程控制弱化(强化)GAI 技术对科研劳动时间的减少(延长)作用。

H5:劳动议价能力强化(弱化)GAI 技术对科研劳动时间的减少(延长)作用。

3.2　数据来源

本文分析数据来自 Springer Nature 出版社与英国 Shift Learning 公司于 2023 年合作开展的全球博士后调查数据(Nature Post – Doctoral Survey 2023)。该调查于 2023 年 6 月正式启动,采用结构化在线问卷推广形式组织实施,具体依托 Nature 网站、旗下电子出版平台与定向邮件渠道推送问卷。为提升样本国际代表性,该调查同步提供英文、中文、法文与西班牙文等全球主要语言版本问卷,覆盖多个语言区域和科研文化情景。调查面向全球博士后科研人员开展,最终获得来自 93 个国家和地区的 3838 名有效受访者样本①。

该调查围绕博士后职业经历与制度环境开展,重点关注 GAI 技术应用状况、科研劳动时间投入结构、工作生活平衡感、薪酬与聘用条件、职业发展环境与职业满意度等维度,为本文实证分析提供了良好数据支撑。为进一步提高分析样本代表性与结论解释力,本文在原始数据的基础上开展系统性数据清洗,剔除受访机构类型为非学术科研单位样本、删除 GAI 应用、科研劳动时间与关键控制变量缺失样本后,最终获得 3715 名博士后样本开展分析。

此外,需要特别说明的是,本文选择博士后作为研究对象的原因在于:一方面,博士后作为科研生产中的“煤炭层”劳动者,其工作内容高度集中于实验实施、数据分析、技术操作与论文撰写等一线科研任务,具备较高的 AI 暴露度与行为响应敏感度;另一方面,博士后岗位的雇佣灵活性与制度依附性突出,其时间配置结构受导师指导、项目进展与机构管理等多重因素制约,科研劳动过程缺乏完全自主性,为本文分析 GAI 技术影响科研劳动时间的制度性机制提供了重要支持。

3.3　变量定义

表 1 呈现了本文核心变量的操作化定义与描述性统计结果。

本文因变量为博士后科研劳动时间②,包括非契约劳动时间、超时劳动时间两大客观指标,时间满意度、时间平衡感两大主观指标。非契约劳动时间指未纳入正式劳动合同或协议规定的劳动时间,超时劳动时间指超出法定工作时长规定的额外劳动时间,时间满意度和时间平衡感操作化定义见表 1。

本文自变量为 GAI 深度应用,使用博士后是否认为使用 GAI 改变了教学、科研模式进行测量。根据技术接受模型(Technology Acceptance Model),技术影响个体行为的先决条件在于对技术有用性、易用性的价值感知[33]。因此,衡量 GAI 影响效应的前提在于,个体在 GAI 应用过程中对其形成价值感知,而非仅浅尝辄止地使用。

本文机制变量包括技术替代效应、技术互补效应、劳动过程控制、劳动议价能力。技术替代效应包括去技能化、职业风险两大指标;互补效应包括工资效应、任务创造两大指标;劳动过程控制使用所在机构是否存在加班文化衡量,若存在表明劳动过程控制度较高;劳动议价能力使用所在机构是否面临招聘困难衡量,若存在困难则表明局部劳动力市场竞

① Nature 2023 全球博士后调查数据详情参见:https://partnerships.nature.com/blog/nature-2023-postdoc-survey/?utm_source=chatgpt.com;https://www.nature.com/articles/d41586-023-03235-8?utm_source=chatgpt.com。

② 本文分析中不考虑“契约劳动时间”的原因在于,契约劳动时间是博士后与学术机构所签订劳动合同规定的工作时间,除非 GAI 技术导致劳动合同更改,否则不发生变化。本文经数据验证,GAI 技术深度应用对博士后契约劳动时间并无显著影响。

争不足,劳动议价能力较高。

表 1 变量及其操作化定义

Table 1 Variables and operational definitions

类型	名称	指标	操作化	均值	标准差
因变量	科研劳动时间	非契约劳动时间	每周投入非契约性学术科研劳动中的时间长度(单位:小时/周)	7.554	5.945
		超时劳动时间	每周熬夜加班、周末加班的时间长度(单位:小时/周)	6.196	7.559
		时间满意度	对总工作时间、学术科研时间的满意度,1 = 不满意 ~ 7 = 满意;取均值后进行标准化处理	0.000	1.000
		时间平衡感	对工作—生活平衡状况的感知,1 = 不满意 ~ 7 = 满意;取均值后进行标准化处理	0.000	1.000
自变量	GAI 深度应用		GAI 技术应用对自身教学、科研和职业发展等是否存在影响;是 = 1,否 = 0	0.335	0.472
机制变量	技术替代	去技能化	对工作自由度、同事关系的感知,1 = 不满意 ~ 7 = 满意;反向赋值后取均值并进行标准化处理	0.000	1.000
		职业风险	对职业发展前景、职业安全感、工作环境安全感的感知,1 = 不满意 ~ 7 = 满意;反向赋值后取均值并进行标准化处理	0.000	1.000
	技术互补	工资效应	契约性科研劳动的时薪(单位:美元);对数化处理	3.453	0.464
		任务创造	对参加培训与研讨会机会、从事感兴趣科研项目机会的感知,1 = 不满意 ~ 7 = 满意;取均值后进行标准化处理	0.000	1.000
	劳动过程控制		所在机构是否存在超时工作(加班)文化;是(高控制) = 1,否(低控制) = 0	0.483	0.500
	劳动议价能力		所在机构是否存在博士后招聘困难,是(高议价能力) = 0,否(低议价能力) = 1	0.434	0.496
控制变量	性别		男 = 1,女 = 0	0.471	0.499
	年龄		博士后的年龄(单位:岁)	35.840	6.569
	全日制聘用		全日制聘用 = 1,非全日制聘用 = 0	0.862	0.345
	本国就业		本国就业 = 1,非本国就业 = 0	0.388	0.487
	海外学术经历		入职博士后岗位前是否具备海外学术经历;是 = 1,否 = 0	0.543	0.498
	博士后工作时长		入职博士后岗位的工作时长(单位:年)	4.045	4.404
	博士后经历次数		截止调查时间,共有过几段博士后工作经历(单位:次)	1.506	1.340

3.4 模型设定

为考察 GAI 对科研劳动时间的影响,构建如下 OLS 模型:

$$Labor_Time_{icm} = \alpha_0 + \alpha_1 GAI_{icm} + \alpha_2 Cov_{icm} + \mu_c + \theta_m + \varepsilon_{icm} \quad (1)$$

其中,$Labor_Time_{icm}$ 为博士后 i 的科研劳动时间,GAI_{icm} 为 GAI 深度应用,α_1 为估计系数;Cov_{icm} 为 控制变量,μ_{icm} 、θ_{icm} 为国家、学科固定效应,ε_{icm} 为随机扰动项。

考虑到 GAI 技术深度应用存在样本选择偏误,该内生性问题可能导致回归估计失偏。对此,本文使用 ChatGPT 区域限制政策构建工具变量(IV)开展因果效应检验。根据 OpenAI 公司发布的区域限制名单,ChatGPT 对全球 198 个国家和地区用户开放,如中国、俄罗斯等国用户则面临访问限制③。区域限制政策仅通过 GAI 应用发挥影响,符合外生性假设。尽管限制区域用户可能通过其他渠道访问 ChatGPT 或使用其他 GAI,但该政策仍会显著降低限制区域用户 AI 暴露度,符合相关性假设。对此,构建如下 2SLS 模型:

$$GAI_{icm} = \beta_0 + \beta_1 Limit_GAI_{icm} + \beta_2 Cov_{icm} + \mu_c +$$

③ ChatGPT 访问限制区域详情参见:https://platform.openai.com/docs/supported-countries。

$$\theta_m + \varepsilon_{icm} \quad (2)$$

$$Labor_Time_{icm} = \gamma_0 + \gamma_1 \widehat{GAI}_{icm} + \gamma_2 Cov_{icm} + \mu_c + \theta_m + \varepsilon_{icm} \quad (3)$$

本文使用因果森林(Causal Forest)与 Deep IV 开展稳健性检验。因果森林是基于随机森林算法的非参数估计法,能有效处理高维数据与复杂非线性关系。因果森林通过两阶段机器学习开展效应识别,避免传统方法的估计偏误与过拟合问题。在使用随机森林算法预测自变量与协变量间关系的基础上,基于预测结果估计个体处理效应。Deep IV 结合了深度学习与传统 IV 优势,利用两阶段深度神经网络(Deep Neural Network, DNN)开展因果推断:第一阶段使用 DNN 建模自变量、IV 与协变量间关系,预测自变量条件分布以解决内生性问题;第二阶段基于自变量分布进行反事实估计,得到不同处理条件下的潜在结果[34]。此外,鉴于本文重点关注 GAI 深度应用的因果效应,故基于 2SLS 与 Deep IV 模型开展机制分析。

4　实证分析

4.1　博士后的 GAI 应用与科研劳动时间状况

图 2 显示了博士后 GAI 应用状况。右侧面板为 GAI 应用频率,全球约 30.6% 的博士后在科研劳动中使用 GAI,我国博士后 GAI 应用频率(约 36.1%)明显高于全球平均,每日使用人群占比约 11.3%。左侧面板汇报了 GAI 深度应用状况,全球约 16.1% 的博士后认为 GAI 至少对教学、科研或职业发展中的一项存在影响,认为 GAI 对三者均具有重要价值的博士后占比仅 0.7%。相较而言,我国 GAI 深度应用的博士后占比达 31.0%,远高于全球平均和各洲平均,其中约 2.0% 的博士后认为 GAI 全方位影响其劳动过程。

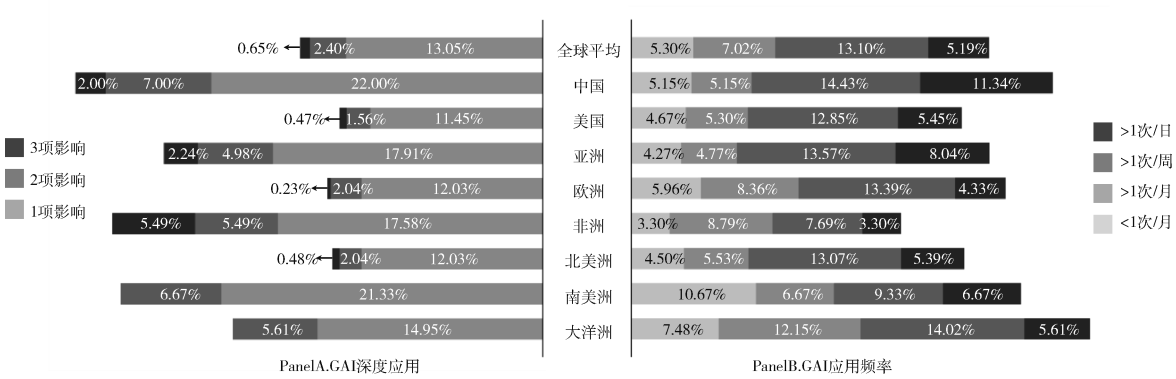


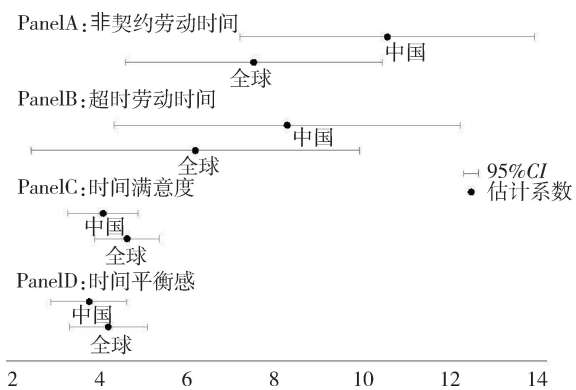
图 2　博士后 GAI 应用状况

Figure 2　The application of GAI among postdoctoral researchers

图 3 显示了博士后科研劳动时间状况。我国博士后平均每周非契约劳动、超时劳动时间为 10.55 小时和 8.25 小时,高达全球平均水平(7.48 小时和 6.14 小时)的 1.41 和 1.34 倍。与此同时,我国博士后时间满意度、时间平衡感分别为 4.02 和 3.70,明显低于全球平均水平(4.57 和 4.14)。

4.2　GAI 对科研劳动时间的影响效应

表 2 汇总了 GAI 对科研劳动时间的影响效应估计结果。面板 A 中 OLS 估计表明,GAI 深度应用不仅显著增加博士后每周非契约劳动时间约 0.62 小时、超时劳动时间约 0.69 小时,也导致时间满意度显著下降约 0.06 个单位。面板 B 中 IV 估计结果



注:为客观比较我国与其他国家博士后的科研劳动时间差异,在计算全球平均水平时剔除中国样本。

图 3　博士后科研劳动时间状况

Figure 3　The research labor time of postdoctoral researchers

显示,GAI 深度应用对非契约劳动时间、超时劳动时间存在显著延长效应,对时间满意度、时间平衡感存在显著负向影响,表明消除内生性问题后,GAI 显著加剧科研劳动时间负担。面板 C 和 D 汇报了 IV 检验结果、简化型估计结果。

表 2 GAI 对科研劳动时间的影响效应估计

Table 2 The impact effect estimation of GAI on research labor time

变量	科研劳动时间			
	(1)非契约劳动时间	(2)超时劳动时间	(3)时间满意度	(4)时间平衡感
Panel A. 主效应估计(自变量:GAI)				
OLS	0.622**	0.693***	-0.055*	-0.007
	(0.204)	(0.210)	(0.027)	(0.034)
2SLS	13.902***	8.628***	-1.729***	-1.338***
	(2.664)	(2.186)	(0.616)	(0.502)
控制变量	√	√	√	√
国家固定效应	√	√	√	√
学科固定效应	√	√	√	√
N	3634	3715	3688	3703
Panel B. 第一阶段估计(因变量:GAI)				
ChatGPT 区域限制	-0.209***	-0.205***	-0.206***	-0.205***
	(0.051)	(0.049)	(0.049)	(0.049)
N	3634	3715	3688	3703
Panel C. IV 检验				
Kleibergen - Paap rk LM	5.113**	4.767**	4.785**	4.767**
Cragg - Donald Wald F	20.878	20.938	21.165	20.960
Anderson - Rubin Wald F	31.70***	9.04**	6.35**	7.32**
Panel D. 简化型估计				
ChatGPT 区域限制	-2.904***	-1.765***	0.356**	0.274**
	(0.516)	(0.587)	(0.141)	(0.101)
R^2	0.039	0.018	0.026	0.026
N	3634	3715	3688	3703

注:上述模型中均纳入与面板 A 相同的控制变量、固定效应;括号内为学科层面聚类稳健标准误;* 表示 p < 10%,** 表示 p < 5%,*** 表示 p < 1%,下同。

4.3 稳健性检验

表 3 汇报了因果森林与 Deep IV 的稳健性检验结果。因果森林估计结果与基准回归基本一致,尽管估计系数缩小但显著性更为突出。内生性处理方面,由于 Deep IV 放宽了线性假设,其估计系数大小适中。与传统 IV 相比,Deep IV 在降低标准误的同时,提升了估计精度并增强了结论的可靠性。综上所述,本文估计结论具备稳健性。

4.4 作用机制分析

(1)作用机制分析:技术替代或技术互补?

GAI 究竟经由何种传导路径加剧博士后“时间贫困”?基于理论分析框架,本文从技术替代、技术互补的竞争性假设开展作用机制分析,估计结果如表 4 所示。

列(1)-(2)汇报了技术替代效应的检验结果。传统 IV 与 Deep IV 估计表明,GAI 显著加剧科研劳动的“去技能化”进程,但对职业风险的影响则并不显著。列(3)-(4)检验了技术互补效应,GAI 显著降低博士后时薪,导致其新科研任务参与度显著下降。综上可知,GAI 主要通过“技术替代”效应加剧科研劳动时间负担。

(2)劳动过程控制的“约束效应”

表 3　稳健性检验:因果森林与 Deep IV 估计

Table 3　Robustness check: Causal forest & deep IV estimation

变量	科研劳动时间			
	(1)非契约劳动时间	(2)超时劳动时间	(3)时间满意度	(4)时间平衡感
Panel A. 因果森林				
GAI	0.441***	0.507***	-0.035**	-0.011**
	(0.119)	(0.184)	(0.015)	(0.006)
N	3634	3715	3688	3703
Panel B. Deep IV				
GAI	1.003***	1.269***	-0.153***	-0.088***
	(0.242)	(0.255)	(0.031)	(0.020)
N	3634	3715	3688	3703

表 4　作用机制检验:替代效应与互补效应

Table 4　Mechanism test: Substitution effect and complementary effect

变量	作用机制检验			
	(1)去技能化	(2)职业风险	(3)工资效应	(4)任务创造
Panel A. IV-2SLS				
GAI	1.174**	0.689	-2.970***	-2.291***
	(0.455)	(0.552)	(0.661)	(0.758)
Kleibergen-Paap rk LM	4.851**	4.916**	5.739**	4.767**
N	3666	3610	3539	3715
Panel B. Deep IV				
GAI	0.339***	0.117	-0.912***	-0.703***
	(0.103)	(0.098)	(0.054)	(0.060)
N	3666	3610	3539	3715

表 5 考察了劳动过程控制的“约束效应”。对高劳动过程控制下的博士后而言,GAI 对其非契约劳动时间、超时劳动时间的影响更加突出。对于低劳动过程控制下的博士后,GAI 对其时间满意度、时间平衡感的负面影响反而更高。从中可知,劳动过程控制扩大了 GAI 对科研劳动时间的负面影响,突出表现为客观劳动时间的延长。

(3)劳动议价能力的“纾解效应”

表 6 分析了劳动议价能力的“纾解效应”。对于所处劳动力市场竞争激烈、议价能力不足的博士后而言,GAI 对其非契约劳动时间、超时劳动时间的延长效应更为凸显,并且显著降低其时间满意度与时间平衡感。由此可见,劳动力市场竞争加剧 GAI 所引致的科研劳动时间延长,提升劳动议价能力能有效纾解 GAI 应用的不利影响。

表 5　劳动过程控制的“约束效应”检验

Table 5　The constraint effect test of labor process control

变量	科研劳动时间(IV)			
	(1)非契约劳动时间	(2)超时劳动时间	(3)时间满意度	(4)时间平衡感
Panel A. 高劳动过程控制(自变量:GAI)				
IV-2SLS	21.033**	14.767**	-1.942	-0.526
	(8.743)	(6.897)	(1.647)	(0.911)
Kleibergen-Paap rk LM	5.064**	5.972**	6.076**	5.999**

续表 5

变量	科研劳动时间(IV)			
	(1)非契约劳动时间	(2)超时劳动时间	(3)时间满意度	(4)时间平衡感
N	1712	1760	1745	1753
Deep IV	1.671***	2.007***	−0.112**	−0.031
	(0.372)	(0.379)	(0.045)	(0.027)
N	1712	1760	1745	1753
Panel B. 低劳动过程控制(自变量:GAI)				
IV − 2SLS	10.140***	5.163*	−1.569***	−1.715***
	(3.705)	(3.110)	(0.483)	(0.646)
Kleibergen − Paap rk LM	3.622*	3.417*	3.442*	3.426*
N	1922	1955	1943	1950
Deep IV	0.731***	0.920***	−0.203***	−0.133***
	(0.221)	(0.208)	(0.032)	(0.018)
N	1922	1955	1943	1950

表 6　劳动议价能力的“纾解效应”检验

Table 6　The relief effect test of labor bargaining power

变量	科研劳动时间(IV)			
	(1)非契约劳动时间	(2)超时劳动时间	(3)时间满意度	(4)时间平衡感
Panel A. 低劳动议价能力(自变量:GAI)				
IV − 2SLS	18.253***	15.332***	−2.512**	−2.355**
	(4.271)	(4.968)	(1.252)	(0.946)
Kleibergen − Paap rk LM	5.154**	4.659**	4.689**	4.627**
N	2025	2069	2048	2059
Deep IV	1.433***	2.130***	−0.132***	−0.237***
	(0.388)	(0.448)	(0.044)	(0.050)
N	2025	2069	2048	2059
Panel B. 高劳动议价能力(自变量:GAI)				
IV − 2SLS	9.762***	2.458	−1.232**	−0.667*
	(3.606)	(3.323)	(0.583)	(0.388)
Kleibergen − Paap rk LM	3.091*	3.169*	3.185*	3.185*
N	1609	1646	1640	1644
Deep IV	0.699***	0.883***	−0.101***	−0.053***
	(0.204)	(0.157)	(0.027)	(0.016)
N	1609	1646	1640	1644

5　结论与讨论

本文基于全球博士后调查数据,运用因果推断与深度学习分析了 GAI 对科研劳动时间的影响效应及其作用机制,主要研究结论如下:

其一,GAI 技术导致科研劳动时间整体延长。GAI 显著加剧博士后科研劳动负荷,不仅导致其非契约劳动时间、超时劳动时间延长,更引发时间焦虑与工作生活失衡等主观体验。回顾技术形塑劳动时间的历史启示,尽管技术变革长期被赋予减轻劳动负担、改善社会福利的社会期待,但其却未能通过优化劳动程序、释放时间资源,带来生活节奏放缓和闲暇时间增加。因技术变革而引发的劳动节奏加速,

反而成为现代社会时间体验的主旋律。正如工业革命与信息革命曾加剧低技能、中等技能劳动者时间负荷,伴随技术替代范围向认知技能延伸,GAI 技术导致以科研人员为代表的高技能劳动者陷入时间贫困。对此,应构建合理规范的 GAI 应用监管体系,保障科研人员劳动福利,激发技术赋能科技创新的效率红利。

其二,GAI 通过“去技能化”机制加剧科研劳动时间负担。GAI 技术尚未推动整体科研生产效益提升或新任务创造,反而通过“去技能化”进程间接导致博士后科研劳动时间延长。该结论揭示了 GAI 的“双刃剑”效应,及在重塑科研生产流程、替代科研劳动的同时也引发劳动时间压缩。有别于传统科研生产模式下劳动时间的线性、稳定性和高度组织化特征,GAI 通过快速检索与内容生成,极大缩短了单一科研任务的时间耗费,基于人机交互对话的自动化科研生产重塑科研劳动时间模式。除少数创造性任务外,作为非决策层的博士后成为在上一个和下一个自动化循环的衔接位置,向 GAI 反馈信息、修订指令、检验内容以确保自动化流程持续运转的“局部工人”,加剧科研劳动时间碎片化和失衡风险。

其三,劳动过程控制与劳动力市场竞争加剧“技术型时间贫困”。高劳动过程控制环境下,GAI 对科研劳动时间的延长效应更为显著;高竞争程度的局部劳动力市场中,由于博士后劳动议价能力欠缺,GAI 对其科研劳动时间的负面影响更为凸显。博士后面临的“技术型时间贫困”不仅是科研生产去技能化的直接后果,更深受科研组织结构与劳动力市场制约。在科研生产的企业化转型趋势下,不仅科研机构对显性绩效的监管与评估加剧科研劳动时间负担,激烈的终身岗位竞争更促使博士后群体在绩效考核与职业发展双重压力下,形成自我规制性超时劳动模式。上述制度因素不仅加剧 GAI 对时间资源的负面影响,更推动学术创新探索在现代科研体系中不断边缘化。对此,未来应积极完善科研管理体系,保障科研自主权与岗位稳定性,推动 GAI 赋能学术创新与科技突破。

参考文献:

[1] Keynes J M. Economic Possibilities for Our Grandchildren[M]. London: Palgrave Macmillan UK, 1930: 203.

[2] Autor D H, Dorn D. The growth of low – skill service jobs and the polarization of the US labor market[J]. American Economic Review, 2013, 103(5): 1553 – 1597.

[3] Autor D H, Levy F, Murnane R J. The skill content of recent technological change: An empirical exploration [J]. The Quarterly Journal of Economics, 2003, 118(4): 1279 – 1333.

[4] Acemoglu D, Restrepo P. Low – skill and high – skill automation[J]. Journal of Human Capital, 2018, 12(2): 204 – 232.

[5] Graetz G, Michaels G. Robots at work[J]. Review of Economics and Statistics, 2018, 100(5): 753 – 768.

[6] 张咏雪. 从自动化技术到生成式人工智能——技术对劳动者影响的技能异质性研究[J]. 社会学研究, 2024,39(4):69 – 91. Zhang Y X. From automation technology to generative artificial intelligence: A study on the skill heterogeneity of the impact of technology on workers [J]. Sociological Research, 2024, 39(4): 69 – 91.

[7] Harilal K N. Deskilling and wage differentials in construction industry[J]. Economic and Political Weekly, 1989: 1347 – 1352.

[8] Wajcman J. Life in the fast lane? Towards a sociology of technology and time[J]. The British Journal of Sociology, 2008, 59(1): 59 – 77.

[9] Harilal K N. Deskilling and wage differentials in construction industry[J]. Economic and Political Weekly, 1989: 1347 – 1352.

[10] Acemoglu D. Why do new technologies complement skills? Directed technical change and wage inequality [J]. The Quarterly Journal of Economics, 1998, 113(4): 1055 – 1089.

[11] Acemoglu D, Restrepo P. Automation and new tasks: How technology displaces and reinstates labor[J]. Journal of Economic Perspectives, 2019, 33(2): 3 – 30.

[12] Autor D, Chin C, Salomons A, et al. New frontiers: The origins and content of new work, 1940 – 2018[J]. The Quarterly Journal of Economics, 2024, 139(3): 1399 – 1465.

[13] Voth H J. The longest years: New estimates of labor input in England, 1760 – 1830[J]. The Journal of Economic History, 2001, 61(4): 1065 – 1082.

[14] De Vries J. The industrial revolution and the industrious revolution[J]. The Journal of Economic History, 1994, 54(2): 249 – 270.

[15] Thompson E P. Customs in Common: Studies in Traditional Popular Culture[M]. New York: New Press,

1991: 138.

[16] Pudłocki T. Leisure time or another field of the intelligentsia mission? [J]. Leisure and Elite Formation, 2020: 57 – 77.

[17] Vickery C. The time – poor: A new look at poverty[J]. Journal of Human Resources, 1977: 27 – 48.

[18] 哈特穆特·罗萨. 新异化的诞生:社会加速批判理论大纲[M]. 上海:上海人民出版社,2018:13 – 22. Rosa H. The Birth of New Alienation: An Outline of Social Acceleration Critical Theory [M]. Shanghai: Shanghai People's Publishing House, 2018: 13 – 22.

[19] Hartman Y, Darab S. A call for slow scholarship: A case study on the intensification of academic life and its implications for pedagogy [J]. Review of Education, Pedagogy, and Cultural Studies, 2012, 34(1 – 2): 49 – 60.

[20] Frey C B, Osborne M A. The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? [J]. Technological Forecasting and Social Change, 2017, 114: 254 – 280.

[21] Felten E, Raj M, Seamans R. Occupational, industry, and geographic exposure to artificial intelligence: A novel dataset and its potential uses[J]. Strategic Management Journal, 2021, 42(12): 2195 – 2217.

[22] Acemoglu D, Autor D, Hazell J, et al. Artificial intelligence and jobs: Evidence from online vacancies[J]. Journal of Labor Economics, 2022, 40 (S1): S293 – S340.

[23] Noy S, Zhang W. Experimental evidence on the productivity effects of generative artificial intelligence[J]. Science, 2023, 381(6654): 187 – 192.

[24] Katsamakas E, Pavlov O V, Saklad R. Artificial intelligence and the transformation of higher education institutions: A systems approach[J]. Sustainability, 2024, 16 (14): 6118.

[25] Dell'Acqua F, McFowland III E, Mollick E R, et al. Navigating the jagged technological frontier: Field experimental evidence of the effects of AI on knowledge worker productivity and quality [R]. Harvard Business School Technology & Operations Mgt. Unit Working Paper, 2023 (24 – 013).

[26] Jiang W, Park J, Xiao R J, et al. AI and the extended workday: Productivity, contracting efficiency, and distribution of rents[R]. National Bureau of Economic Research, 2025.

[27] 黄恒,马银琦. 谁能获得更多的"技术红利"? ——生成式人工智能对科研人员影响的异质性研究[J]. 科学学研究,2025,43(12):2473 – 2483,2523. Huang H, Ma Y Q. Who can obtain more "technological dividends"? – A study on the heterogeneous impact of generative artificial intelligence on researchers [J]. Studies in Science of Science, 2025, 43 (12): 2473 – 2483,2523.

[28] Gao J, Li C. Version 2.0 of building world – class universities in China: Initial outcomes and problems of the double world – class project[J]. Higher Education Policy, 2020: 1 – 17.

[29] Cantwell B, Taylor B J. Rise of the science and engineering postdoctorate and the restructuring of academic research[J]. The Journal of Higher Education, 2015, 86(5): 667 – 696.

[30] Åkerlind G S. Postdoctoral researchers: Roles, functions and career prospects [J]. Higher Education Research & Development, 2005, 24(1): 21 – 40.

[31] Zubieta A F. Recognition and weak ties: Is there a positive effect of postdoctoral position on academic performance and career development? [J]. Research Evaluation, 2009, 18(2): 105 – 115.

[32] Le F. How ChatGPT is transforming the postdoc experience[J]. Nature, 2023, 622: 655.

[33] Kelly S, Kaye S A, Oviedo – Trespalacios O. What factors contribute to the acceptance of artificial intelligence? A systematic review [J]. Telematics and Informatics, 2023, 77: 101925.

[34] Hartford J, Lewis G, Leyton – Brown K, et al. Deep IV: A Flexible Approach for Counterfactual Prediction [C]. International Conference on Machine Learning. PMLR, 2017: 1414 – 1423.

The impact of Generative Artificial Intelligence on working hours of researchers: A study based on the nature post – doctoral survey

HE Yuan – hao[1,2], XU Hao – tian[1], WAN Yi – hui[3]

(1. Graduate School of Education, Peking University, Beijing 100871, China; 2. Future Education Center, Peking University, Beijing 100871, China; 3. Institute of Education, Xiamen University, Xiamen 361005, China)

Abstract: This article explores how the widespread adoption of generative artificial intelligence, GAI, is reshaping the temporal fabric of postdoctoral research work, a segment of the scientific workforce that combines exceptionally high exposure to emerging automation with limited employment security and strong performance surveillance. Building on the theory of technological change, the study links substitution and complementarity channels to both objective and subjective measures of working time. Empirically, it draws on individual – level data from the 2023 Nature Global Post – Doctoral Survey, which collected responses from 3 715 postdoctoral researchers in ninety – three countries. To address the endogeneity of GAI uptake, the study employs two – stage least squares estimation, using cross – national variation in OpenAI regional access restrictions as an instrument, and triangulates the results with causal forest and Deep IV estimators in order to accommodate non – linear effects and complex heterogeneity. Across all methods, intensive GAI use is associated with statistically and substantively significant increases in weekly non – contract hours and overtime hours, averaging between 0.6 and 1.3 additional hours, along with discernible declines in reported time satisfaction and work – life balance. Mechanism analyses indicate that these outcomes arise primarily through a process of deskilling and task fragmentation rather than through productivity – induced task creation or wage gains. Specifically, the automation of routine scholarly functions, such as text drafting and coding, transfers effort toward prompt engineering, iterative proofreading, and compliance checking, thereby reducing professional autonomy and increasing temporal fragmentation. Complementarity channels deliver few short – run benefits, as indicated by lower effective hourly earnings and muted growth in opportunities to initiate self – directed projects. Institutional context modulates the magnitude of these effects. In laboratories that exhibit entrenched overtime norms, the GAI – induced time burden is forty to seventy per cent larger, whereas in departments that report difficulty recruiting postdoctoral fellows, an indicator of stronger local bargaining power, the negative effects on both hours and time satisfaction are attenuated. Further heterogeneity analysis reveals an emergent distributional divide. Male researchers and individuals with above – median prior productivity incur smaller time penalties and, in some cases, modest efficiency gains, implying that current technological dividends accrue disproportionately to already advantaged actors and may widen inequality in early academic careers. The study contributes to debates on automation and academic labor by demonstrating that cognitive technologies can intensify rather than relieve time pressure even among high – skill workers, extending the insight of the industrious revolution literature to contemporary knowledge production. It also shows that organizational governance and labor market structure critically shape whether potential efficiency gains are converted into genuine leisure. Policy implications include the need to recalibrate performance metrics that encourage perpetual acceleration, to strengthen postdoctoral bargaining positions through transparent career pathways and collective representation, and to ensure inclusive access to high – quality AI resources and training.

Key words: Generative Artificial Intelligence; working hours of researchers; postdoctoral researchers; technological change; deep learning